



*Рассмотрены вопросы прогнозирования значений показателей трансформаторного масла с использованием нечетких нейронных сетей. Полученные результаты показали высокую эффективность разработанных нечетких нейронных сетей.*

**УДК 621.314****О.В. Шутенко**

*Национальный технический университет  
«ХПИ», г. Харьков*

## **ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЗНАЧЕНИЙ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ТРАНСФОРМАТОРНОГО МАСЛА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРО НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ ANFIS**

**Введение.** Прогнозирование остаточного ресурса высоковольтных маслонаполненных трансформаторов является одним из приоритетных направлений при решении задач повышения эксплуатационной надежности и продления срока службы высоковольтного оборудования. Одним из элементов электрической изоляции, состояние, которого во многом определяет срок службы всего трансформатора, является трансформаторное масло. Основная сложность при решении задач прогноза значений трансформаторного масла, заключается в том, что для построения адекватной модели прогноза необходимо учитывать не только влияние условий эксплуатации и наличие корреляционных связей между показателями качества изоляции, но и сложный, нелинейный характер дрейфа показателей качества масла во времени. Задачу значительно усложняет то обстоятельство, что исходная информация об уровне эксплуатационных воздействий является не полной и в ряде случаях условно – определенной. Поэтому для решения задачи прогноза целесообразно использовать математический аппарат, который бы учитывал как не линейный характер зависимостей показателей от времени, так и не четкость исходной информации, например нечеткие нейронные сети.

**Анализ публикаций.** В работе [1] для прогнозирования значений кислотного числа масла использовались регрессионные модели, однако полученные модели имеют достаточно низкую достоверность прогнозирования. Выполненные в [2] исследования показали, что зависимости показателей качества трансформаторного масла от времени эксплуатации имеют сложный нелинейный характер, что значительно усложняет выбор регрессионной модели. В то же время, в [3, 4] показано наличие практически функциональной зависимости между характеристиками нагрузки трансформаторов и интенсивностью дрейфа показателей качества масла. Исследования, выполненные в [5] позволили выявить показатели качества трансформаторного масла, между которыми имеется значимая статистическая связь. Полученные результаты позволяют синтезировать математические модели для прогнозирования значений показателей качества масла.

**Цель статьи.** Данная статья посвящена описанию процесса обучения на нечеткой нейронной сети, для прогноза значений показателей качества трансформаторного масла.

**Метод решения.** Нейронные сети [6] – это устройства параллельной обработки информации всеми звеньями. Они обладают способностью к обучению и обобщению накопленных знаний. Натренированная на ограниченном множестве данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, не использовавшихся в процессе обучения. Концептуальной основой и искусственной частью нейронных сетей является так называемый искусственный нейрон, который имеет определенную

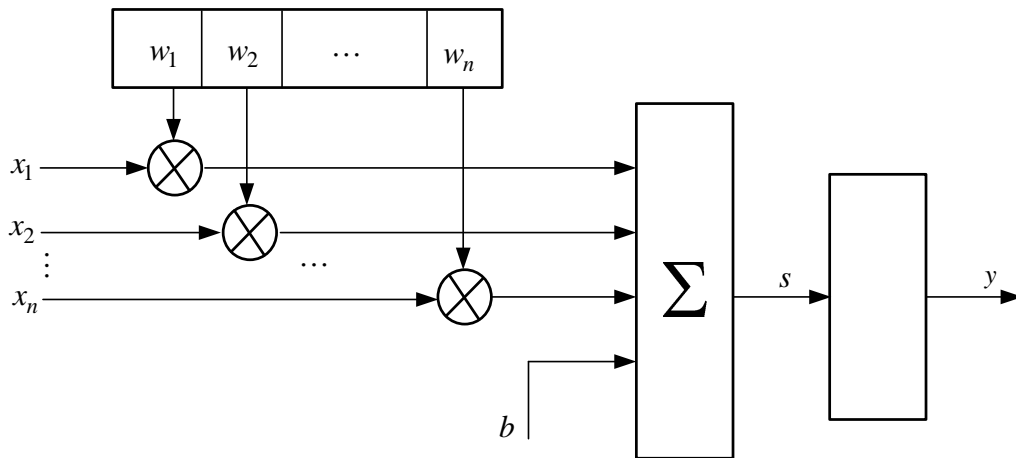
структуру (рис. 1) и правила преобразования сигналов. Искусственный нейрон [7] состоит из умножителей (синапсов), сумматора и нелинейного преобразователя. Синапсы, изображаемые перечеркнутым кружком, предназначены для связи нейронов между собой и умножают входной сигнал  $x_i$  на некоторое постоянное число. Это число  $w_i$ , называемое весом синапса, характеризует силу этой связи. Сумматор выполняет сложение всех сигналов, поступающих на вход нейрона от других нейронов, и внешних входных сигналов. Нелинейный преобразователь предназначен для нелинейного изменения выходного значения сумматора согласно некоторой функции от одного аргумента. Эта функция называется функцией активации или передаточной функцией нейрона.

Правила преобразования сигналов определяются математической моделью нейрона, которая может быть представлена в виде следующих аналитических выражений:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b; \quad (1)$$

$$y = f(s), \quad (2)$$

где:  $w_i$  – вес синапса ( $i = 1, 2, \dots, n$ );  $b$  – значение смещения;  $s$  – результат суммирования;  $x_i$  – компонент вектора входа или входного сигнала ( $i = 1, 2, \dots, n$ );  $y$  – выходной сигнал нейрона;  $n$  – число входов нейрона;  $f$  – функция активации (передаточная функция) нейрона, представляющая собой некоторое нелинейное преобразование.



**Рис.1. Структура искусственного нейрона.**

Нейронная сеть представляет собой совокупность отдельных нейронов, взаимосвязанных между собой некоторым фиксированным образом. При этом взаимосвязь нейронов определяется или задается структурой (топологией) нейронной сети. В настоящее время предложены различные схемы классификации нейронных сетей и соответствующие алгоритмы их обучения. Однако нейронные сети все же обладают недостатками. Несмотря на то, что они являются очень удобными для задач распознавания, классификации образов, прогнозирования и идентификации, лицо, принимающее решение (ЛПР) не может получить ответа на вопрос, как осуществляются эти процессы. Для пользователя обученная сеть подобна «черному ящику». Многие из недостатков могут быть разрешены с помощью систем с нечеткой логикой, которые используют основные понятия теории нечетких множеств.

Можно сказать, что системы с нечеткой логикой являются удобными и полезными для объяснения получаемых с их помощью результатов, они обеспечивают более высокую устойчивость к воздействию мешающих факторов. Однако такие системы не могут автоматически обучаться и приобретать новые знания. В итоге, искусственные нейронные сети и системы с нечеткой логикой эквивалентны друг другу, но, тем не менее, у них, имеются собственные достоинства и недостатки. Основная идея, положенная в основу нечетких нейронных сетей заключается в том, что используется существующая выборка данных для определения параметров функций принадлежности, которые лучше всего соответствуют некоторой системе логического вывода, то есть выводы делаются на основе аппарата нечеткой логики. А для нахождения параметров функций принадлежности используются алгоритмы обучения нейронных сетей. Такие системы могут использовать заранее известную информацию, обучаться, приобретать новые знания, прогнозировать временные ряды, выполнять классификацию образов и кроме этого они являются вполне наглядными для пользователя.

В процессе исследований, анализировалась возможность прогнозирования значений кислотного числа масла по известным значениям средней мощности переданной через трансформатор и времени эксплуатации, а также прогнозирование значений цвета масла по значению кислотного числа и времени эксплуатации. Для численной оценки прогнозирования значений показателей качества масла, разработан алгоритм, реализованный на ЭВМ. Он предусматривает выполнение ретроспективных расчётов с учетом изменения входных параметров.

Возможность практической реализации представленного алгоритма может быть ограничена только ограниченностью исходной информации и трудоемкостью составления исполняющей программы. В качестве инструментария может выступать Matlab Version 6.5 со встроенным пакетом Fuzzy Logic Toolbox.

В качестве исходной информации были использованы в первом случае значения средней мощности трансформаторов, срока эксплуатации (входные переменные) и кислотного числа трансформаторного масла (прогнозируемая величина), во втором случае значения времени эксплуатации, кислотного числа (входные переменные) и цвета масла (прогнозируемая величина).

При разработке нечеткой нейронной сети для прогнозирования, рассматривалось применение следующих алгоритмов нечеткого вывода: алгоритм Мамдани и алгоритм Сугено [7]. Реализация алгоритма Мамдани включала в себя выполнение следующих этапов:

- Формирование базы правил систем нечеткого вывода.
- Фаззификация входных переменных.
- Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций (для нахождения степени истинности условий каждого из правил нечетких продукций использовались парные нечеткие логические операции).
- Активизация подзаключений в нечетких правилах. В данном случае применялся метод *min*-активизации

$$\mu'(y) = \min\{c_j, \mu(y)\}, \quad (3)$$

где  $\mu(y)$  – функция принадлежности терма, который является значением выходной переменной, заданной на универсуме  $Y$ .

- Аккумуляция заключений нечетких правил продукций.
- Дефаззификация выходных переменных. Применялся метод относительно среднего центра

$$y_c = \frac{\sum_i^M \mu(y_{ci}) y_{ci}}{\sum_i \mu(y_{ci})}, \quad (4)$$

где  $y_{ci}$  обозначает центр  $i$ -го нечеткого правила;  $\mu(y_{ci})$  – это значение функции принадлежности, соответствующей этому правилу.

Алгоритм Сугено включал в себя выполнение следующих условий:

- Формирование базы правил систем нечеткого вывода. При этом следует заметить, что в базе правил использовались только правила нечетких продукций в виде:

$$\text{ПРАВИЛО : Если } x_1 \text{ есть } A_1 \text{ и } x_2 \text{ есть } A_2 \text{ то } w = \varepsilon_1 a_1 + \varepsilon_2 a_2, \quad (5)$$

где  $\varepsilon_1$  и  $\varepsilon_2$  – некоторые весовые коэффициенты.

- Фаззификация входных переменных.
- Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций (для нахождения степени истинности условий всех правил нечетких продукций применялась логическая операция min-конъюнкции).
- Активизация подзаключений в нечетких правилах продукций осуществляется аналогично алгоритму Мамдани по формуле (4), после чего рассчитываются нечеткие значения выходных переменных каждого правила.
- Аккумуляция заключений нечетких правил продукций.
- Дефаззификация выходных переменных, осуществляется с использованием модифицированного метода центра тяжести для одноточечных множеств

$$y = \frac{\sum_i^n c_i \cdot w_i}{\sum_i c_i}, \quad (6)$$

где  $n$  – общее количество активных правил нечетких продукций.

В последствии на основе тестирования сетей, созданных с применением этих алгоритмов была выбрана нечеткая нейронная сеть, в которой реализуется алгоритм Сугено. Это связано с тем, что нечеткая нейронная сеть с алгоритмом Сугено имеет меньшую ошибку обучения и ошибку прогнозирования. Далее для прогнозирования значений кислотного числа и цвета масла разрабатывались нечеткие нейронные сети с алгоритмом Сугено.

**Практические результаты.** *Прогнозирования кислотного числа трансформаторного масла.* Количество циклов обучения созданной нечеткой нейронной сети составило 600 эпох. Общий вид созданной нечеткой нейронной сети представлен на рис.2.

У созданной сети 16 входов, 10 входов по времени и 6 входов по мощности. Было выбрано две функции принадлежности для каждой входной переменной. Каждая из этих функций принадлежности является трапециидальной. Для выходного параметра тип функции принадлежности был задан как *Linear*. Сеть была обучена на данных АК «Харьковоблэнерго», которые представляют собой результаты измерений кислотного числа масла, значения времени эксплуатации и средней мощности переданной через трансформаторы.

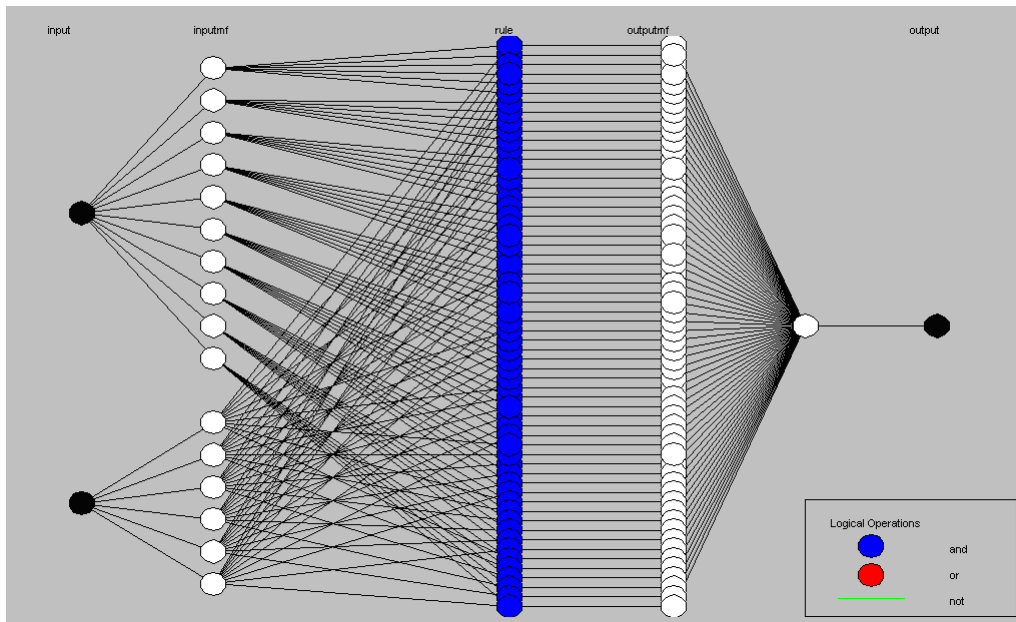


Рис. 2. Топология нечеткой нейронной сети.

На рис. 3 показана зависимость ошибки обучения от количества циклов обучения.

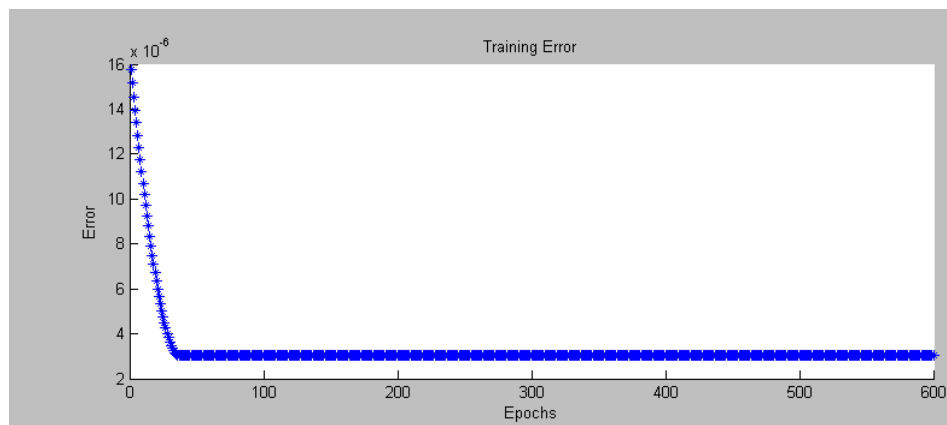


Рис.3. Зависимость ошибки обучения нечеткой нейронной сети от количества циклов обучения.

Ошибка обучения составила  $3,01 \cdot 10^{-6}$  мг КОН на 1 г масла. После чего была протестирована на выборке из данных, которые не использовались в обучающей выборке. На рис. 4 приведены фактические (проверочная выборка) и спрогнозированные значения кислотного числа, а рис. 5 отображает ошибку прогнозирования созданной нечеткой нейронной сети. В результате поведение, сети можно считать вполне адекватным, среднеквадратическая погрешность прогноза составила 0,00292 мг КОН на 1 г масла что, учитывая ограниченный объем обучающей выборки, является приемлемым.

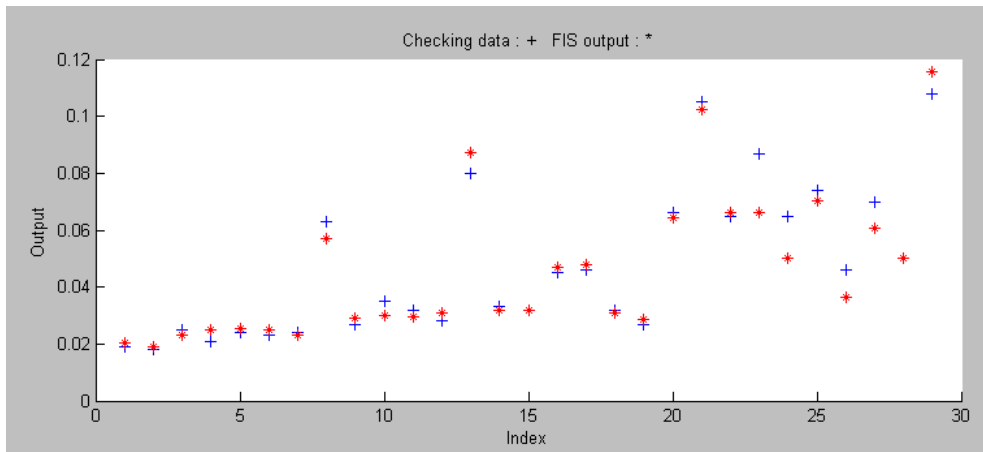


Рис. 4. Фактические (+) и спрогнозированные (\*) значения кислотного числа.



Рис. 5. Ошибка прогнозирования кислотного числа трансформаторного масла по значениям средней мощности и времени эксплуатации.

*Прогнозирования цвета трансформаторного масла.* Топология нечеткой нейронной сети для прогнозирования цвета трансформаторного масла аналогична той, что приведена на рисунке 2. Отличия заключаются в том, что у созданной сети 20 входов, 10 входов по времени и 10 входов по кислотному числу. Так же как и для предыдущей сети, выбрано две функции принадлежности для каждой входной переменной, эти функции являются трапециидальными. Для выходного параметра тип функции принадлежности был задан как const. Количество циклов обучения созданной нечеткой нейронной сети составило 500 эпох, ошибка обучения составила 0,324 ц.ч. На рис. 6 приведены результаты проверки обученной сети на независимой выборке, а на рис. 7 ошибка прогнозирования при проверке на независимой выборке. Среднеквадратическая погрешность прогноза составила 0,352 ц.ч., что позволяет признать обученную нейронную сеть адекватной.

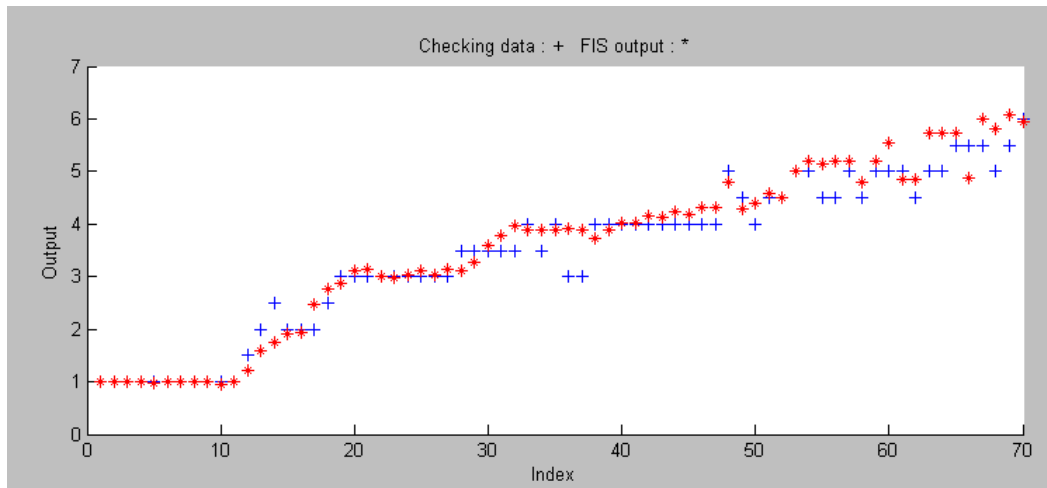


Рис. 6. Фактические (+) и спрогнозированные (\*) значения цвета трансформаторного масла



Рис. 7. Ошибка прогнозирования цвета трансформаторного масла по значениям времени эксплуатации и кислотного числа масла.

Таким образом, исследуемые нечеткие нейронные сети позволяют достаточно точно, прогнозировать значения показателей качества трансформаторного масла, учитывая при этом, как корреляционные связи между показателями качества масла, так и влияния условий эксплуатации.

Дальнейшее повышение точности и расширения пределов прогнозирования возможно за счет увеличения объема обучающих выборок и использования большего числа коррелированных показателей.

#### Выводы:

1. Впервые использован алгоритм нейро-нечеткого вывода для прогнозирования значений показателей качества трансформаторного масла;
2. Выполненный сравнительный анализ двух алгоритмов нечеткого вывода алгоритма Мамдани и алгоритма Сугено показал, что последний имеет меньшую ошибку обучения и ошибку прогнозирования;
3. Выполненное обучение, с последующей проверкой на независимой вы-

борке, показало высокую эффективность использования нечетких нейронных сетей для прогнозирования значений показателей качества трансформаторных масел;

4. При прогнозировании кислотного числа масла по значениям срока эксплуатации и среднесуточной мощности трансформаторов, ошибка обучения составила  $3,01 \cdot 10^{-6}$  мг КОН на 1 г масла. Среднеквадратическая погрешность прогноза после проверки на независимой выборке составила 0,00292 мг КОН на 1 г масла что, свидетельствует об адекватном поведении сети;

5. При прогнозировании цвета трансформаторного масла по значениям срока эксплуатации и кислотного числа ошибка обучения составила 0,324 ц.ч. Среднеквадратическая погрешность прогноза после проверки на независимой выборке составила 0,352 ц.ч., что позволяет признать обученную нейронную сеть адекватной.

### Литература

1. Бондаренко В. Е., Шутенко О. В., Черкашина В. В. Обучение модели для прогнозирования ожидаемых значений показателей качества трансформаторного масла // Механіка та машинобудування науково-технічний журнал – Харьков: НТУ «ХПИ», 2006. – №1 – С. 232-238;
2. Шутенко О. В. Особенности дрейфа показателей качества трансформаторного масла в течение длительной эксплуатации // Інтегровані технології та енергозбереження. Щоквартальний науково-практичний журнал м. Харків Національний технічний університет „НТУ ХПІ”, №4 2007г. с 26 – 30;
3. Бондаренко В.Е., Щапов П.Ф., Шутенко О. В. «Повышение эффективности эксплуатационного измерительного контроля трансформаторных масел». Монография. – Харьков.: НТУ «ХПИ», 2007. – 452 с;
4. Шутенко О. В. Исследование влияния режимов работы трансформаторов на интенсивность старения масла // Енергетика та електрифікація – Київ, 2008 – №8. – С. 54–59;
5. Шутенко О.В. Комплексный корреляционный анализ показателей качества трансформаторного масла // Вестник НТУ «ХПИ». Техника и электрофизика высоких напряжений. – Харьков: НТУ «ХПИ», 2008. – №45. – С. – 156–167;
6. Круглов В. В., Борисов Н. Н. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с;
7. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB FuzzyTECH – СПб.: БХВ – Петербург, 2003. – 736 с.

---



---

## ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕНЬ ПОКАЗНИКІВ ЯКОСТІ ТРАНСФОРМАТОРНОГО МАСЛА ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРО - НЕЧІТКОЇ СИСТЕМИ ANFIS

О. В. Шутенко

*Розглянуто питання прогнозування значень показників трансформаторного масла з використанням нечітких нейронних мереж. Отримані результати показали високу ефективність розроблених нечітких нейронних мереж.*

## FORECASTING OF MEANINGS OF PARAMETERS OF QUALITY TRANSFORMER OIL WITH THE HELP NEURAL FUZZY SYSTEM ANFIS

O.V. Shutenko

*Questions of forecasting of meanings of parameters of transformer oil with use of fuzzy neural networks are considered. The received results have shown high efficiency of the developed fuzzy neural networks*